
Determinação de rating de crédito de empresas brasileiras com a utilização de índices contábeis

Danilo Luís Damasceno
Rinaldo Artes
Andrea Maria Accioly Fonseca Minardi

RESUMO

Este trabalho tem dois objetivos diferentes, mas complementares: o primeiro deles é averiguar se as agências de avaliação de crédito vêm sendo mais severas nas análises de empresas brasileiras ao longo do tempo, conforme sugerido em alguns estudos efetuados para o mercado norte-americano. O segundo objetivo está relacionado ao desenvolvimento de uma metodologia de *rating*, baseada no modelo probito ordenado em painel, que seja capaz de prever, por meio da utilização de variáveis contábeis e indicadoras (*dummies*), o nível de *rating* para as companhias que não possuam avaliação alguma de crédito. Os resultados não apontaram evidências de que as agências de *ratings* vêm sendo mais rigorosas em suas análises das companhias brasileiras ao longo do tempo. Isso permitiu utilizar amostra do período de dezembro de 2000 a dezembro de 2005 para a previsão de *ratings*. As variáveis Lucro Líquido sobre o Total de Ativos (ROA), Dívida Total sobre o Total de Ativos (DT) e a variável indicadora de presença no Índice da Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa — IBOV) foram as que, conjuntamente, melhor explicaram os *ratings* no modelo proposto.

Recebido em 04/janeiro/2008
Aprovado em 16/junho/2008
Sistema de Avaliação: *Double Blind Review*
Editor Científico: Adalberto Américo Fischmann

Palavras-chave: *ratings* de crédito, modelo probito ordenado em painel, risco de crédito, agência de *rating*.

1. INTRODUÇÃO

Os *ratings* de crédito são informações públicas que representam o julgamento de analistas de crédito, supostamente bem informados, a respeito da capacidade das empresas em honrar compromissos financeiros assumidos. Difícilmente uma empresa consegue emitir dívida sem a opinião de uma agência de *rating* a respeito de sua qualidade de crédito e, além disso, as taxas de juros obtidas nos títulos da dívida estão bastante correlacionadas com os *ratings* concedidos pelas agências.

Danilo Luís Damasceno, Formado em Ciências Contábeis pela Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, MBA em Finanças e Mestrado em Finanças pelo Ibmec São Paulo (CEP 04546-042 — São Paulo/SP, Brasil).
E-mail: DaniloLD@ibmecsp.edu.br .

Endereço:
Ibmec São Paulo
A/C Rinaldo Artes
Rua Quatá, 300
Vila Olímpia
04546-042 — São Paulo — SP

Rinaldo Artes, Doutor, Mestre e Bacharel em Estatística pelo Instituto de Matemática e Estatística da Universidade de São Paulo, Aluno Visitante no Departamento de Estatística da *University of British Columbia* (Vancouver, Canadá), é Professor do Ibmec São Paulo (CEP 04546-042 — São Paulo/SP, Brasil).
E-mail: rinaldoa@isp.edu.br

Andrea Maria Accioly Fonseca Minardi, Doutora e Mestre em Administração de Empresas pela Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, Bacharel em Engenharia de Produção pela Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Aluna Visitante do Doutorado em Administração na *University of Texas at Austin* e de Mestrado na HEC — França, é Professora do Ibmec São Paulo (CEP 04546-042 — São Paulo/SP, Brasil).
E-mail: minardi@isp.edu.br

A importância de sistemas de *rating* de crédito também vem crescendo principalmente por questões regulatórias. O Acordo de Basiléia II permite que os bancos utilizem *ratings* externos de agências, assim como construam sistemas internos de *ratings* para gerenciar o risco de crédito de sua carteira de empréstimos e títulos de dívida.

Por isso, compreender o que determina *rating* de crédito é um exercício bastante útil, tanto para construir sistemas internos semelhantes aos das agências como para saber o que pode influenciar o *spread* de crédito de títulos de dívida.

Uma preocupação corrente dos agentes regulatórios, como o Financial Services Authority (FSA) do Reino Unido, conforme exposto por Ingolfsson e Elvarsson (2007), é que os *ratings* deveriam prever a qualidade de crédito de longo prazo, não sendo influenciados por fatores cíclicos e temporários. No entanto, alguns estudos, como o de Blume, Lim e MacKinlay (1998), constataram que as agências de *rating* têm endurecido em sua opinião de crédito com o passar do tempo, observando que o número de rebaixamentos foi muito superior ao de promoções, colocando em questionamento se *ratings* de crédito refletem de fato opinião de longo prazo.

[...] compreender o que determina rating de crédito é um exercício bastante útil, tanto para construir sistemas internos semelhantes aos das agências como para saber o que pode influenciar o spread de crédito de títulos de dívida.

Neste trabalho, têm-se dois objetivos complementares: testar se há evidências de que as agências de *rating* vêm sendo efetivamente mais criteriosas nas avaliações de crédito de empresas brasileiras ao longo do tempo, o que implicaria *ratings* de crédito sujeitos a efeitos cíclicos e temporários; e desenvolver um modelo capaz de replicar a classificação de *ratings* da Standard & Poor's (S&P), por meio do uso de índices contábeis e financeiros, e com isso estimar o nível de *rating* das empresas que não são acompanhadas por essa agência.

Para isso, foram coletados dados anuais de *ratings* de crédito e índices contábeis de empresas brasileiras entre 2000 a 2005. Para determinação dos *ratings*, utilizou-se o modelo proibido ordenado em painel. Os resultados não apontaram evidências de que as agências de *rating* de crédito estão sendo mais rigorosas com as opiniões de crédito em relação a empresas brasileiras. O modelo de determinação de *rating* de crédito estimado teve um acerto de 64,1% dos *ratings* da amostra, e 24,2% das observações foram classificadas um nível acima ou um nível abaixo na escala de *ratings*. As variáveis explicativas mais relevantes foram: *Dummy*, indicando se a empresa tem ações que fazem parte do Índice da Bolsa de Valores de São Paulo (Ibovespa), Retorno sobre Ativo (Lucro

Líquido / Ativo Total) e Índice de Endividamento [(Dívida Total Bruta + Outras Obrigações de Longo Prazo) / Ativo Total].

O restante deste artigo está organizado como segue. Na seção 2 são explicadas as metodologias de *rating* de crédito das agências e o que significa cada grau de *rating*; na seguinte, é feita uma revisão de literatura sobre metodologias adotadas para a estimação de *ratings* de crédito, a investigação de variáveis contábeis críticas para a previsão de inadimplência no Brasil e metodologias para a estimação de endurecimento das agências de *rating* de crédito; na seção 4 são apresentadas a metodologia e a descrição da base de dados; na 5, são apresentados e discutidos os resultados; e, na seção 6, o trabalho é concluído.

2. RATINGS DE CRÉDITO DE AGÊNCIAS

A globalização dos mercados financeiros, o desenvolvimento de novos produtos e a estabilidade econômica de regiões até agora pouco conhecidas pelos investidores internacionais, contribuiu de forma decisiva para a expansão das agências de *rating*, bem como para maior sofisticação dos critérios e das metodologias empregadas para as análises de crédito.

Bone (2004, p.26) relata que, após as diversas crises financeiras ocorridas entre os anos de 1994 e 2002, o olhar crítico dos investidores com relação às agências de *rating* fez com que houvesse maior transparência dos critérios adotados para elaboração das análises de crédito. Como resultado natural desse processo, existe hoje um farto material disponibilizado por essas agências de classificação.

Para a Moody's Investors Service (MODDY'S, 1999, p.5, *apud* BONE, 2004, p.108), *rating* é uma opinião sobre a capacidade futura, a responsabilidade jurídica e a vontade de um emitente de efetuar, dentro do prazo, pagamentos do principal e juros de um título específico de renda fixa. Para as agências, uma avaliação de crédito nunca deve ser interpretada como indicação de investimento, pois não estima outros riscos, como os de mercado e operacional, por exemplo.

Basicamente, uma avaliação de crédito pode ser atribuída a um emissor ou a uma emissão. De acordo com a Standard & Poor's (S&P, 2006), há uma estreita correspondência entre o *rating* de um emissor e o de uma emissão, e a avaliação de um emissor não se refere a nenhuma obrigação financeira específica nem leva em consideração a natureza e as provisões da obrigação, sua posição relativa no caso de falência ou liquidação, preferências estatutárias ou a legalidade e a capacidade de execução da obrigação. Além disso, um *rating* pode ser de curto ou de longo prazo, dependendo das emissões consideradas na análise. Uma avaliação de curto prazo é aquela que contempla operações de até um ano e, no geral, é utilizada como indicador da qualidade de crédito das obrigações de médio e longo prazos.

A S&P possui três tipos de *ratings*: escala global em moeda local, escala global em moeda estrangeira e escala nacional.

O primeiro tipo reflete a capacidade de um devedor gerar moeda local em volume suficiente para honrar suas obrigações (inclusive as denominadas em moeda estrangeira). Os *ratings* escala global em moeda estrangeira avaliam a capacidade de os devedores cumprirem suas obrigações em moeda estrangeira, considerando inclusive a capacidade de o governo soberano honrar sua dívida externa, uma vez que a probabilidade de um governo soberano restringir o acesso à moeda estrangeira é idêntica àquela de ele não honrar a própria dívida externa. Por último, o *rating* em escala nacional é muito parecido com um de escala global, exceto pelo fato de este apresentar um peso menor nos fatores relacionados ao risco soberano.

O quadro 1 contém o significado de cada grau na escala de *rating* da Moody's e S&P. Dentre as análises realizadas, a avaliação do risco setorial tem grande peso na atribuição de um *rating* máximo, desempenhando papel fundamental na deter-

minação do perfil básico de risco. Por exemplo, será difícil para uma empresa receber um *rating* muito alto, caso esteja inserida em um setor cujo risco se apresente acima da média. Podem-se destacar diversos outros fatores contemplados em uma análise de crédito, dentre eles: posição competitiva (participação no mercado, eficiência operacional, tamanho, qualidade do corpo administrativo e diversificação dos negócios), risco financeiro, qualidade da contabilidade, política financeira, rentabilidade, alavancagem financeira, proteção dos ativos, adequação do fluxo de caixa, flexibilidade financeira, propriedade e apoio do estado e acesso a fontes locais de financiamento.

3. REVISÃO DA LITERATURA

De acordo com S&P (2005, p.4), o processo de *rating* não se limita ao exame de várias medidas financeiras, sendo ne-

Quadro 1
Definição dos Graus na Escala de Ratings

Grau de Investimento			Grau Especulativo		
S&P e Outras Agências	Moody's	Interpretação	S&P e Outras Agências	Moody's	Interpretação
AAA	Aaa	Altíssima qualidade, com mínimo risco de crédito. A capacidade de pagamento dos compromissos é extremamente forte.	BB+	Ba1	Elementos especulativos e sujeitos a risco de crédito substancial. Menos vulneráveis do que outras emissões especulativas. Entretanto, em face de maior incerteza ou exposição a adversidades financeiras, econômicas e de negócios, podem levar a uma capacidade inadequada de pagamento da contraparte.
			BB	Ba2	
			BB-	Ba3	
AA+	Aa1	Alta qualidade, com risco de crédito muito baixo. A capacidade de pagamento dos compromissos é muito forte.	B+	B1	Especulativo e sujeito a alto risco de crédito. Condições econômicas, financeiras e de negócios adversas provavelmente prejudicarão a capacidade ou a disposição de pagamento dos compromissos.
AA	Aa2		B	B2	
AA-	Aa3		B-	B3	
A+	A1	Grau mediano e sujeito a baixo risco de crédito. Um pouco mais suscetível a efeitos adversos de mudança nas circunstâncias e nas condições econômicas do que obrigações de <i>ratings</i> mais elevadas. Entretanto, a capacidade de pagamento dos compromissos ainda é forte.	CCC+	Caa1	Crédito pobre e sujeito a alto risco de crédito. Vulnerável a <i>defaults</i> e dependente de condições financeiras, econômicas e de negócios favoráveis para o pagamento de suas obrigações. Em condições econômicas, financeiras e de negócios adversas provavelmente não terá capacidade de pagamento.
A	A2		CCC	Caa2	
A-	A3		CCC-	Caa3	
			CC	Ca	
BBB+	Baa1	Risco de crédito moderado. É considerado um <i>rating</i> de grau médio, com parâmetros de proteção adequados. Entretanto condições econômicas adversas ou mudança de circunstâncias podem conduzir a enfraquecimento na capacidade de pagamento dos compromissos.	C	C	Tipicamente em <i>default</i> , com baixa possibilidade de recuperação do principal ou juros. Pedidos de falência ou outras ações similares têm sido solicitados, mas os pagamentos das obrigações ainda estão sendo efetuados.
BBB	Baa2				
BBB-	Baa3				D

cessário um acompanhamento detalhado dos fundamentos do negócio, o que inclui a opinião sobre a posição competitiva da empresa e a avaliação dos administradores e de suas estratégias. Entretanto, os principais estudos relacionados à determinação de *ratings* de crédito são baseados exclusivamente em informações contábeis e financeiras, não considerando as análises qualitativas das empresas, conforme será visto nos próximos itens.

Os primeiros estudos a empregarem dados contábeis de empresas para determinação de *ratings* são do início dos anos 1960, nos Estados Unidos. Em geral, os indicadores contábeis e financeiros mais citados como significativos na literatura são aqueles relacionados à cobertura de juros, ao grau de alavancagem, às medidas de lucratividade (avaliação do negócio) e, muitas vezes, ao tamanho da empresa.

Quanto à variável tamanho da empresa, Blume, Lim e MacKinlay (1998, p.1394) defendem a idéia de que grandes empresas tendem a ser mais velhas e, portanto, mais estáveis, sendo propensas com isso a receber *ratings* de crédito mais elevados.

Em geral, os indicadores contábeis e financeiros mais citados como significativos na literatura são aqueles relacionados à cobertura de juros, ao grau de alavancagem, às medidas de lucratividade (avaliação do negócio) e, muitas vezes, ao tamanho da empresa.

Além de variáveis contábeis, alguns estudos sugerem o uso de variáveis de mercado como o coeficiente beta e o erro-padrão (*standard error*) do modelo *Capital Asset Pricing Model* (CAPM). Blume, Lim e MacKinlay (1998, p.1395) argumentam que o uso dessas duas variáveis pode fornecer mais informação sobre a competência dos gestores.

Com relação aos modelos utilizados para a determinação de *ratings*, Ederington (1985) comparou diversos métodos empregados, entre eles os modelos logito, logito ordenado e análise de discriminante, recomendando o logito ordenado, principalmente pelos resultados empíricos obtidos. Kaplan e Urwitz (1979) também consideraram o modelo logito ordenado mais adequado em detrimento de outras técnicas, uma vez que o método admite a existência de uma variável latente, a partir da qual se originam os *ratings* das empresas.

Baseando-se na premissa de que as agências de *ratings* estão sendo mais criteriosas em suas análises, há dois importantes trabalhos elaborados nos Estados Unidos. No primeiro, Blume, Lim e MacKinlay (1998) utilizaram variáveis contábeis e de risco de mercado para empresas com grau de investimento (*investment grade*) no período de 1978 a 1995. A técnica empregada para a estimação do modelo de *ratings* de crédito

foi o modelo probito ordenado em painel (*ordered probit in panel*), sendo a tendência do comportamento dos interceptos dessa regressão ao longo do tempo interpretada como um indicador de aperto ou não nas avaliações das agências de *rating*. Os resultados encontrados indicavam que as agências de crédito se tornaram mais severas, principalmente nos anos 1990.

Por outro lado, Jorion, Shi e Zhang (2005) ampliaram os estudos e, por fim, contestaram os resultados obtidos por Blume, Lim e MacKinlay (1998) para empresas *investment grade*. Primeiramente, os autores, utilizando o mesmo modelo e as variáveis para o período de 1985 a 2002, estenderam suas análises para empresas de grau especulativo (*speculative grade*), não encontrando tendência alguma no intercepto, ou seja, não houve indícios de aperto por parte das agências de *rating*. Assim, a questão é: por que as agências de *rating* foram mais criteriosas apenas com as empresas *investment grade*?

Jorion, Shi e Zhang (2005) procuraram responder a essa questão embasando-se em estudos de outros autores, que afirmavam que os dados contábeis se tornaram menos informativos e confiáveis ao longo do tempo, e que isso estava diretamente relacionado à elevação dos rendimentos dos administradores, principalmente para empresas com grau de investimento. Cohen, Dey e Lys (2004), por exemplo, relataram um aumento nos rendimentos dos administradores no período de 1987 a 2003, atribuído ao comportamento oportunista dos gerentes em função do uso crescente de opções de ações em sua remuneração. Segundo os autores, esse comportamento oportunista está diretamente relacionado à manipulação de dados contábeis, que podem levar a um alisamento artificial dos ganhos ou ao relato de uma menor alavancagem.

Assim, Jorion, Shi e Zhang (2005) incluíram no modelo uma variável que exprimia o aumento dos ganhos dos administradores, não obtendo indicativo algum que sustentasse a visão de que as agências de *ratings* estavam sendo mais criteriosas em suas análises do que no passado.

Para os trabalhos efetuados por Blume, Lim e MacKinlay (1998) e Jorion, Shi e Zhang (2005), nos Estados Unidos, não foram encontrados estudos correspondentes em toda a América Latina, sendo portanto, até onde vai o conhecimento dos autores deste trabalho, inédita a avaliação de maior severidade das agências de *rating* em suas análises de crédito.

Com relação à estimação de *ratings* por meio da utilização de indicadores contábeis e financeiros, Minardi, Sanvicente e Artes (2006) adotaram um modelo logito ordenado, e as variáveis selecionadas foram: Ativo (em escala logarítmica), Dívida Bruta / Ativo Total, EBIT / Dívida Financeira Líquida, ROA (Retorno sobre o Ativo), EBIT / Receita Líquida e Volatilidade. Os resultados apontaram para um acerto de 58% dos *ratings*. Além disso, 39% das empresas foram classificadas nos *ratings* imediatamente superior ou inferior.

Sales (2006) também utilizou um modelo logito ordenado para a estimativa de *ratings*, mas usou em sua amostra apenas instituições financeiras. Dos 44 bancos analisados, 41 tiveram

o nível de *rating* estimado igual ao nível obtido a partir da agência de *rating* de crédito Fitch, o que representou 93% de acerto.

Diversos estudos foram realizados para determinar variáveis críticas na previsão de falência, utilizando análise discriminante e logito com duas classes: empresas saudáveis e empresas inadimplentes. Podem-se citar Minardi e Sanvicente (1998) e Neto e Brito (2005). As principais variáveis explicativas encontradas foram: (Ativo Circulante – Passivo Total) / Ativo Total; (Patrimônio Líquido – Capital Social) / Ativo Total; (Lucro Operacional – Despesas Financeiras + Receitas Financeiras) / Ativo Total; Valor Contábil do Patrimônio Líquido / Valor Contábil do Exigível Total; e Lucro Operacional antes de Juros e Imposto de Renda / Despesas Financeiras.

4. METODOLOGIA E BASE DE DADOS

O modelo utilizado neste trabalho foi o probito ordenado em painel. Nesta seção, apresentam-se alguns detalhes desse modelo e descreve-se a base de dados.

4.1. O modelo probito ordenado

Corbi e Menezes-Filho (2006, p.527) descrevem o probito ordenado como um modelo multinomial, utilizado principalmente para modelagem de uma variável dependente qualitativa ordinal, como é o caso dos *ratings* emitidos pelas agências de avaliação de risco de crédito.

Em dados em painel, uma mesma unidade amostral, no caso uma empresa, é acompanhada ao longo do tempo. Assumindo que y_{it} representa o *rating* obtido pela empresa i no instante de tempo t , essa variável assume o valor: 0 para *rating* AAA, 1 para AA, 2 para A, e assim sucessivamente. Admitindo $m+1$ categorias de resposta, o modelo probito ordenado pressupõe a existência de uma variável latente y_{it}^* que se associa com y_{it} por meio da seguinte relação:

$$y_{it} = j \Leftrightarrow \mu_{j-1} \leq y_{it}^* \leq \mu_j \quad [1]$$

em que:

$$j = 0, \dots, m;$$

$$-\infty = \mu_{-1} \leq \mu_0 = 0 \leq \mu_1 \leq \dots \leq \mu_m = \infty.$$

O modelo probito ordenado pode ser representado pela relação:

$$y_{it}^* = \beta x'_{it} + \varepsilon_{it} \quad [2]$$

em que:

$$i = 1, \dots, n;$$

$$t = 1, \dots, T;$$

x_{it} = vetor p -dimensional com os valores das variáveis independentes para a i -ésima empresa, no t -ésimo instante de tempo;

$\varepsilon_{it} = a_i + v_{it}$, em que a_i e v_{it} seguem distribuições normais com média zero e variâncias dadas por σ^2 e 1, respectivamente.

Além disso, dadas as variáveis independentes, α_i e α_j são não-correlacionadas (para i diferente de j), o mesmo acontecendo para v_{it} e v_{is} para $i \neq j$ e/ou $t \neq s$. A partir desses resultados, tem-se que:

$$E(\varepsilon_{it} / X) = 0, \quad \text{Var}(\varepsilon_{it} / X) = 1 + \sigma_a^2 \quad [3]$$

e

$$\text{Corr}(\varepsilon_{it}, \varepsilon_{is} | X) = \rho = \frac{\sigma_a^2}{1 + \sigma_a^2} \quad [4]$$

sendo ρ o coeficiente de correlação intraclasse. O parâmetro σ_a^2 expressa a heterogeneidade existente entre as diferentes empresas; já a correlação intraclasse relaciona-se ao grau de dependência existente entre observações de uma mesma empresa ao longo do tempo.

A estimação dos parâmetros do modelo é feita pelo método da máxima verossimilhança. Mais detalhes sobre modelos probito para dados em painel podem ser encontrados em Maddala (1987), Wooldridge (2002) e Greene (2003), por exemplo.

Sem perda de generalidade, o modelo apresentado pode ser utilizado em painéis desbalanceados. Extensões desse modelo podem ser encontradas nas referências deste capítulo e na literatura especializada.

4.2. Base de dados

Foram coletados dados de companhias brasileiras que disponibilizavam informações contábeis e possuíam avaliação de crédito da S&P, no período de 2000 a 2005. Empresas financeiras e seguradoras foram excluídas da amostra, pois apresentam alto grau de alavancagem, diferentemente da maioria das companhias industriais e de serviços. Também não fizeram parte da amostra empresas de capital fechado, visto que não são obrigadas a publicar suas demonstrações contábeis auditadas. A amostra de empresas analisadas pode ser observada no quadro 2.

Os graus de *rating* utilizados neste trabalho foram aqueles emitidos pela S&P e referentes à classificação Escala Nacional de Crédito de Longo Prazo. A utilização de dados da S&P deveu-se à disponibilidade de série histórica em seu sistema *Credit Watch*. Cabe destacar que se adotou, para cada empresa da amostra, o *rating* válido para o último dia do ano entre dezembro de 2000 e dezembro de 2005. A opção pela classificação Escala Nacional de Crédito de Longo Prazo foi motivada pelo fato de essa avaliação atribuir um menor peso ao risco soberano nacional. Não foi possível utilizar dados de outras agências, como a Moody's, por exemplo, por não existir uma base histórica consolidada com esse tipo de informação.

Quadro 2

Amostra de Empresas Analisadas

Empresa	Setor
Acos Villares S.A.	Transformação de aço em produtos de aço
AES Sul Distribuidora Gaúcha de Energia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
AmBev — Companhia de Bebidas das Américas	Indústria de bebidas
América Latina Logística S.A.	Transporte ferroviário
Ampla Energia e Serviços	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Aracruz Celulose S.A.	Indústria de papel, celulose e papelão
Brasil Telecom Participações S.A.	Telecomunicações
Brasil Telecom S.A.	Telecomunicações
Braskem S.A.	Indústria química
Companhia de Concessões Rodoviárias (CCR)	Atividades auxiliares ao transporte rodoviário
Companhia de Eletricidade do Estado da Bahia	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Sabesp	Água, esgoto e outros sistemas
Cesp	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Companhia Energética do Rio Grande do Norte	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Companhia de Força e Luz Cataguazes-Leopoldina	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Companhia Paulista de Força e Luz	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Companhia Siderúrgica Nacional (CSN)	Transformação de aço em produtos de aço
CPFL Energia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Elektro Eletricidade e Serviços S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Eletropaulo	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Fertibrás S.A.	Indústria de fertilizantes e pesticidas
Gafisa S.A.	Construção de edifícios residenciais
Gerdau S.A.	Transformação de aço em produtos de aço
Klabin S.A.	Indústria de papel, celulose e papelão
L.F. TEL S.A.	Telecomunicações
La Fonte Participações	Administração de empresas e empreendimentos
Localiza Rent a Car S.A.	Atividades auxiliares ao transporte rodoviário
Neoenergia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Net Serviços de Comunicação S.A.	TV a cabo
Petroquímica União S.A.	Indústria química
REXAM	Indústria de produtos de metal
Rio Grande Energia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Souza Cruz	Indústria de fumo
Tele Norte Leste Participações S.A. (TNL)	Telecomunicações
TIM Nordeste Telecomunicações S.A.	Telecomunicações
TIM Sul S.A.	Telecomunicações
Tractebel Energia S.A.	Geração, transmissão e distribuição de energia elétrica
Ultrapar Participações S.A.	Indústria química
Vivo Participações S.A.	Telecomunicações

Os graus de *rating* foram associados à variável independente categorizada y_{it} , conforme consta no quadro 3, sendo 0 equivalente ao grau AAA e 6 equivalente aos piores *ratings*, isto é, CC, C e D.

Foram construídas duas séries de variáveis explicativas contábeis ou financeiras, a partir das demonstrações contábeis em 31 de dezembro disponíveis na base da Economatica e a partir das médias dos índices apurados em 31 de dezembro

dos últimos três anos. Os índices contábeis e financeiros foram selecionados com base nos estudos de Blume, Lim e MacKinlay (1998), Jorion, Shi e Zhang (2005), Minardi, Sanvicente e Artes (2006) e Standard & Poor's (2006), conforme demonstrado no quadro 4. Não foi possível testar variáveis relacionadas ao mercado, como o coeficiente beta, o erro-padrão do CAPM e o valor de mercado das companhias. Algumas empresas da amostra não tinham ações negociadas na Bolsa de

Quadro 3**Variável Categorizada y e Classe de Rating**

Variável Categorizada y	Grau de rating
0	AAA
1	AA
2	A
3	BBB
4	BB e B
5	CCC
6	CC, C e D

Valores de São Paulo (Bovespa), outras não apresentavam liquidez razoável para apurar dados de betas e erros-padrão. Por isso, optou-se por incluir uma variável *dummy* indicando se a empresa tinha ou não ação pertencente ao Ibovespa. Usualmente, as ações que fazem parte desse índice são, além de

muito líquidas, de grandes companhias que, no geral, oferecem maior transparência a seus acionistas pela divulgação de maior volume de informações de qualidade, facilitando o acompanhamento de seu desempenho.

Foi incluída uma variável *dummy* de intercepto para cada ano, com a finalidade de testar a hipótese de que as agências de *rating* vêm sendo mais rigorosas em suas análises. Essa metodologia foi adotada por Blume, Lim e MacKinlay (1998) e Jorion, Shi e Zhang (2005). Caso haja uma tendência de aumento ou de diminuição no rigor das análises, os interceptos do modelo apresentarão tendência de crescimento ou decréscimo ao longo do tempo. O período analisado neste estudo foi de 2000 a 2005, sendo, portanto, criadas as variáveis *dummies*: D2001, D2002, D2003, D2004 e D2005. O ano de 2000 foi representado pelo próprio intercepto da regressão, evitando-se com isso uma situação de perfeita multicolinearidade. Desse modo, o intercepto de 2001, por exemplo, é obtido pela soma do intercepto do modelo com o parâmetro que multiplica D2001.

Quadro 4**Variáveis Explicativas Adotadas no Estudo**

Categoria	Nome	Método de Estimação	Referência Bibliográfica
Ibovespa	IBOV	Variável <i>Dummy</i> de presença no Índice Bovespa	—
Tamanho	Ativo	Ln(Ativo Total)	Minardi, Sanvicente e Artes (2006)
Capacidade de Pagamento	CJ1	Cobertura de Juros (1) = EBIT* / Despesa Financeira	Blume, Lim e MacKinlay (1998) Jorion, Shi e Zhang (2005) Standard & Poor's (2006)
	CJ2	Cobertura de Juros (2) = (Lucro Líquido + Depreciação e Amortização - Variável Capital Giro - Variável Ativo Permanente) / Despesa Financeira	Blume, Lim e MacKinlay (1998) Jorion, Shi e Zhang (2005) Standard & Poor's (2006)
Estrutura de Capital	DLP	Endividamento de Longo Prazo / Ativo = Exigível de Longo Prazo / Ativo Total	Blume, Lim e MacKinlay (1998) Jorion, Shi e Zhang (2005)
	DT	Endividamento Total / Ativo = (Dívida Total Bruta** + Outras Obrigações de Curto e Longo Prazos) / Ativo Total	Blume, Lim e MacKinlay (1998) Jorion, Shi e Zhang (2005) Standard & Poor's (2006)
Lucratividade	MO	Margem Operacional = EBIT / Receita Líquida Operacional	Blume, Lim e MacKinlay (1998) Jorion, Shi e Zhang (2005) Minardi, Sanvicente e Artes (2006) Standard & Poor's (2006)
	ROA	Lucro Líquido / Ativo Total	Minardi, Sanvicente e Artes (2006)
	CP1	Capacidade de Pagamento (1) = Dívida Total Bruta / EBITDA***	Standard & Poor's (2006)
	CP2	Capacidade de Pagamento (2) = (Lucro Líquido + Depreciação e Amortização) / Dívida Total Bruta	Blume, Lim e MacKinlay (1998) Jorion, Shi e Zhang (2005) Standard & Poor's (2006)

Notas: * EBIT = Lucro antes do pagamento de juros e impostos (do inglês *Earnings Before Interest and Taxes*).

** Dívida Total Bruta = Financiamentos de Curto e Longo Prazos + Debêntures de Curto e Longo Prazos.

*** EBITDA = Lucro antes do pagamento de juros, impostos, depreciação e amortização (do inglês *Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization*).

5. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Inicialmente foi testado se há maior severidade por parte das agências de *rating* em suas análises de crédito, controlando-se pelas características individuais de cada empresa medidas pelas variáveis explicativas. Os sinais e a significância dos coeficientes das *dummies* de anos indicarão se houve ou não um aperto nas análises das agências. O modelo utilizado nesse teste é o indicado pela equação [5].

$$E(Y_{it}) = \alpha_1 + \alpha_2 D_{2001t} + \alpha_3 D_{2002t} + \alpha_4 D_{2003t} + \alpha_5 D_{2004t} + \alpha_6 D_{2005t} + \beta x'_{it} \quad [5]$$

em que:

- Y_{it} = variável latente que determina o *rating* da empresa i no ano t ;
 α_1 = intercepto da regressão;
 D_{ANO_t} = 1 se t = ano e 0 caso contrário;
 $\alpha_j, j = 2, \dots, 6$ = parâmetro que indica a importância da variável *dummy* de ano (D_{ANO});
 x'_{it} = vetor com os valores observados das variáveis independentes para a empresa i no ano t ;
 β = vetor de parâmetros que indica a contribuição das variáveis independentes na explicação da média de y .

Visto que não foi encontrada evidência alguma de que as agências de *rating* vêm sendo mais rígidas em suas análises, foi possível utilizar toda a amostra (2000 a 2005) para a estimação de um modelo para a determinação de ratings [...].

O modelo da equação [5] foi testado com índices contábeis apurados em 31 de dezembro e com a média dos últimos três anos. A tabela 1 contém os resultados. Apenas o coeficiente da variável ROA e da variável indicativa D_{2002} , quando calculados com dados médios, foram significativos. No modelo em que foram empregadas as variáveis em 31 de dezembro, nenhum coeficiente se mostrou isoladamente significativo. A análise do comportamento do intercepto da regressão não indicou tendência alguma para ambas as estimativas (média e 31 de dezembro), o que implica a não constatação de maior severidade das agências de *ratings* em suas análises para as empresas brasileiras.

Realizou-se um teste de Wald para avaliar se os coeficientes das *dummies* de ano são conjuntamente iguais a zero, ou seja, se $\alpha_2 = \alpha_3 = \alpha_4 = \alpha_5 = \alpha_6 = 0$. A hipótese de que os coeficientes são iguais a zero não foi rejeitada tanto com variáveis explicativas estimadas com a média dos últimos três anos como estimadas em 31 de dezembro. O teste foi realizado novamente com modelo que continha apenas as variáveis adotadas por Blume, Lim e MacKinlay (1998): Endividamento Total sobre

Tabela 1

Regressões com Todas as Variáveis Explicativas

Variável	Média dos Índices dos Últimos Três Anos		Índices em 31 de Dezembro	
	Parâmetro	Estatística-T	Parâmetro	Estatística-T
Constante	5,44	0,20	45,71	1,75
D_{2001}	1,71	0,91	2,29	0,98
D_{2002}	4,18	2,34	4,42	1,80
D_{2003}	4,68	1,71	5,33	1,55
D_{2004}	3,68	1,37	4,78	1,52
D_{2005}	3,72	1,31	3,24	1,17
IBOV	-3,74	-1,27	-3,40	-1,31
ATIVO	0,02	0,02	-1,73	-1,63
CP1	0,14	0,21	0,28	0,45
CJ2	0,03	0,16	-0,08	-0,58
MO	-4,98	-0,57	-12,29	-1,54
ROA	-25,00	-2,28	0,05	0,00
DT	13,99	1,49	5,04	0,60
CP2	0,13	0,24	0,13	0,08
CJ1	-0,12	-0,23	-0,01	-0,03
DLP	-11,71	-1,23	2,37	0,43
μ_1	6,53	1,98	10,13	2,30
μ_2	12,77	2,64	16,30	2,61
μ_3	16,24	2,76	19,70	2,72
μ_4	16,90	2,56	20,51	2,58
μ_5	17,61	2,41	21,18	2,62
ρ		0,95		0,97
Teste de Wald		0,6682		0,4048

Ativo (DT), Endividamento de Longo Prazo sobre Ativo (DLP), Margem Operacional (MO) e Cobertura de Juros 1 (CJ1). Nesse caso, também a hipótese nula não foi rejeitada. As variáveis explicativas significativas foram MO e D_{2003} , tanto para dados apurados no final do ano como apurados com média dos últimos três anos. A tabela 2 contém os resultados dos coeficientes para o modelo com as variáveis utilizadas por Blume, Lim e MacKinlay (1998).

Tanto nos modelos da tabela 1 como nos da tabela 2, a correlação intraclasses (ρ) mostrou-se bastante elevada. Isso não chega a ser uma surpresa, pois observa-se, na maioria das empresas, pequenas variações do *rating* ao longo do tempo. Isso leva a uma forte autocorrelação nos dados, captada por esse coeficiente.

Visto que não foi encontrada evidência alguma de que as agências de *rating* vêm sendo mais rígidas em suas análises, foi possível utilizar toda a amostra (2000 a 2005) para a estimação de um modelo para a determinação de *ratings* para empresas brasileiras por meio de variáveis contábeis. O modelo utilizado para a estimativa de *ratings* é o indicado pela equação [6].

Tabela 2

Regressões com as Variáveis Explicativas Adotadas por Blume, Lim e MacKinlay

Variável	Média dos Índices dos Últimos Três Anos		Índices em 31 de Dezembro	
	Parâmetro	Estatística-T	Parâmetro	Estatística-T
Constante	6,12	3,25	3,52	1,86
D ₂₀₀₁	0,84	0,89	1,24	0,88
D ₂₀₀₂	2,71	1,90	2,49	1,41
D₂₀₀₃	2,74	2,18	3,37	2,11
D ₂₀₀₄	2,12	1,72	2,98	1,73
D ₂₀₀₅	1,57	1,55	1,74	1,44
MO	-8,67	-2,39	-10,11	-2,91
DT	7,52	1,25	9,08	1,89
CJ1	-0,45	-1,53	-0,26	-1,02
DLP	-4,74	-0,99	0,64	0,15
μ ₁	5,70	2,98	6,02	3,10
μ ₂	9,71	3,13	10,18	3,34
μ ₃	12,21	3,35	12,87	3,59
μ ₄	12,67	3,10	13,49	3,13
μ ₅	13,16	2,97	14,12	2,99
ρ	0,93		0,92	
Teste de Wald	0,1778		0,3307	

$$E(Y_{it}) = \alpha + \beta x'_{it} \quad [6]$$

em que:

Y_{it} = variável latente que determina o *rating* da empresa i no ano t (vide seção 3);

α = intercepto da regressão;

x'_{it} = vetor com os valores observados das variáveis independentes para a empresa i no ano t ;

β = vetor de parâmetros que indica a contribuição das variáveis independentes na explicação da média de y .

O primeiro modelo estimado reuniu todas as variáveis contábeis construídas no estudo e o resultado é apresentado na tabela 3. Pode-se verificar que apenas os coeficientes das variáveis indicadora de presença no Ibovespa (IBOV), DT (Dívida Total Bruta + Outras Obrigações de Curto e Longo Prazos / Ativos) e ROA (Lucro Líquido / Ativos) foram significativos. O modelo classificou corretamente 57,0% da amostra e 32,0% dela foi classificada um nível acima ou um nível abaixo na escala de *ratings* totalizando 89,0%.

A partir do modelo completo, foram testadas diversas combinações de variáveis explicativas, retirando-se a variável com menor significância. As variáveis estimadas com as médias dos últimos três anos que, conjuntamente, melhor explicaram

Tabela 3

Modelo com Todas as Variáveis para a Determinação de Ratings

Variável	Coefficiente (b)	P-Valor
Constante	4,07	0,71
IBOV	-3,70	0,00*
ATIVO	0,12	0,83
CP1	0,04	0,92
CJ2	0,12	0,48
MO	-3,16	0,70
ROA	-14,83	0,06**
DT	9,42	0,07**
DLP	-4,74	0,47
CP2	0,10	0,91
CJ1	-0,28	0,40
μ ₁	4,85	0,03*
μ ₂	8,61	0,00*
μ ₃	10,70	0,00*
μ ₄	11,18	0,00*
μ ₅	11,62	0,00*

Notas: * Significativo a 5%.
** Significativo a 10%.

os *ratings* foram: *Dummy* do Ibovespa (IBOV), Retorno sobre o Ativo (ROA) e Endividamento Total sobre o Ativo (DT). Todos os coeficientes foram significativos e com sinais iguais aos esperados. Os resultados são apresentados na tabela 4.

Tabela 4

Modelo Contendo Apenas Variáveis Explicativas Significativas

Variável	Coefficiente (b)	P-Valor
Constante	2,97	0,06**
IBOV	-2,41	0,02*
ROA	-11,88	0,00*
DT	7,33	0,01*
μ ₁	3,85	0,00*
μ ₂	6,67	0,00*
μ ₃	8,41	0,00*
μ ₄	8,80	0,00*
μ ₅	9,16	0,00*

Notas: * Significativo a 5%.
** Significativo a 10%.

Esse modelo foi capaz de acertar 64,1% dos *ratings* da amostra. Outros 24,2% foram classificados um nível acima ou um nível abaixo na escala de *ratings*, totalizando 88,3%. A tabela 5 sintetiza, para cada agrupamento de *ratings* (variável

Tabela 5

Resultado Obtido pelo Modelo Reduzido de Determinação de Ratings

Rating Observado	Total Linha	Rating Previsto pelo Modelo						
		0	1	2	3	4	5	6
0	6	3	3	0	0	0	0	0
1	32	0	27	2	3	0	0	0
2	45	0	3	32	7	0	0	3
3	30	0	0	16	14	0	0	0
4	4	0	0	4	0	0	0	0
5	3	0	0	3	0	0	0	0
6	8	0	0	2	0	0	0	6
Total Coluna	128	3	33	59	24	0	0	9

categorizada y), o nível de acerto obtido com o modelo proposto. Por exemplo, das seis empresas da amostra que foram agrupadas na variável categorizada “0” (*ratings* +AAA, AAA e -AAA), o modelo acertou o *rating* de três, e as outras três foram classificadas como “1” (*ratings* +AA, AA e -AA).

Foram 15 as observações classificadas em *ratings* diferentes e não-vizinhos do observado. Dessas, seis foram classificadas em *ratings* piores do que os observados e, neste caso, o modelo antecipou o rebaixamento de crédito da AES Sul e da NET, mas a indicação foi indevida nos outros quatro casos (referentes apenas a duas empresas: CPFL e Vivo). As nove restantes foram classificadas em *ratings* melhores do que o observado. Esses casos referem-se a observações da CESP, Elektro e Eletropaulo.

Em termos de acerto dentro da amostra, o modelo proposto apresentou resultados levemente superiores aos encontrados por Minardi, Sanvicente e Artes (2006); entretanto, as únicas variáveis em comum entre ambos os estudos foram Endividamento Total sobre ativo (DT) e Retorno sobre Ativo (ROA). A variável Volatilidade empregada por Minardi, Sanvicente e Artes (2006, p.9) não pôde ser reproduzida neste estudo, enquanto as demais variáveis (Ativo Total, EBIT / Dívida Financeira Líquida e EBIT / Receita Líquida), embora tenham sido avaliadas, foram descartadas durante o processo de eliminação de variáveis não-significativas. Outro ponto que diferenciou os trabalhos diz respeito ao modelo adotado, uma vez que Minardi, Sanvicente e Artes (2006, p.8) empregaram um modelo logito ordenado, enquanto neste estudo foi aplicado o probito ordenado em painel.

Além do exposto, foi aplicada a técnica *leave-one-out* que, de acordo com Neto e Brito (2005, p.12), consiste em separar uma observação da amostra original, estimar os coeficientes do modelo com base no restante da amostra ($n-1$) e classificar a observação apartada utilizando a nova equação. O procedimento é repetido para toda a amostra (n vezes), de maneira

que todas as observações sejam classificadas por modelos cujos parâmetros foram estimados com base nas demais. Os resultados não apontaram diferença significativa alguma no número de acertos do modelo.

6. CONCLUSÃO

As análises efetuadas não indicaram que a Standard & Poor's tem sido, entre os anos de 2000 e 2005, mais restritiva em suas análises de crédito para empresas brasileiras não-financeiras, ou seja, não foram encontrados indícios de que uma empresa com os mesmos indicadores contábeis ao longo do tempo receba, atualmente, uma avaliação de risco de crédito pior do que a atribuída em anos anteriores. É difícil comparar os resultados obtidos com os apresentados por Blume, Lim e MacKinlay (1998, p.1399) e Jorion, Shi e Zhang (2005, p.21). Em primeiro lugar, no presente estudo foram utilizadas, conjuntamente, empresas com grau de investimento e com grau especulativo, enquanto os autores citados analisaram cada classe separadamente. Apenas uma amostra maior de empresas possibilitaria essa estratificação. Outro ponto que diferencia este trabalho dos demais diz respeito às variáveis empregadas, uma vez que não foi possível utilizar alguns indicadores de mercado, como o coeficiente beta e o erro-padrão do modelo CAPM, pois algumas empresas que fizeram parte da amostra não possuíam ações negociadas na Bovespa. A alternativa empregada foi utilizar uma variável *dummy* de presença das ações da empresa no Ibovespa, o que se mostrou uma decisão acertada, haja vista que essa variável foi significativa nos modelos de previsão de *rating*.

A alternativa empregada foi utilizar uma variável dummy de presença das ações da empresa no Ibovespa, o que se mostrou uma decisão acertada, haja vista que essa variável foi significativa nos modelos de previsão de rating.

Visto que não foi encontrada diferença significativa alguma entre os interceptos dos diferentes anos, foi possível utilizar a amostra de 2000 a 2005 para a previsão de um modelo para a atribuição de *ratings*. O modelo com maior nível de acerto na previsão, cujos coeficientes, além de significativos, apresentaram os sinais esperados, utilizou as seguintes variáveis médias: IBOV (variável *dummy* de presença no Índice Bovespa, distinguindo se uma empresa participa ou não desse índice); DT (Dívida Total Bruta + Outras Obrigações de Curto e Longo Prazos / Ativos); ROA (Lucro Líquido / Ativos). A partir desse modelo, foram obtidos indícios de que empresas com ações no Ibovespa, maior retorno sobre os ativos (ROA) e menor endividamento total sobre o total de ativos (DT) ten-

dem a ter um *rating* melhor. Isso já era esperado, uma vez que essas são características básicas em empresas com baixo risco de crédito.

A ausência de uma série histórica mais longa e uma amostra relativamente pequena foram os principais problemas encontrados para a elaboração deste estudo. Isso sugere que as conclusões deste trabalho merecem ser confirmadas em amostras maiores.

Por meio do modelo Probit Ordenado em Pannel (desbalanceado), foi possível acertar 64,1% dos *ratings* da amostra. Outros 24,2% foram classificados um nível acima ou um nível abaixo na escala de *ratings*. Resultados parecidos foram encontrados por Minardi, Sanvicente e Artes (2006, p.10), mas os autores utilizaram outras variáveis explicativas, além de terem adotado o modelo Logit Ordenado.

A ausência de uma série histórica mais longa e uma amostra relativamente pequena foram os principais problemas encontrados para a elaboração deste estudo. Isso sugere que as conclusões deste trabalho merecem ser confirmadas em amostras maiores. Sugere-se, então, para estudos futuros, que o modelo seja reavaliado, à medida que novas notas de *rating* e dados contábeis sejam disponibilizados pelo mercado.

A obtenção de uma série maior de empresas pode permitir a utilização de modelos alternativos em estudos futuros. A estrutura de dependência poderia ser flexibilizada pelo uso de uma abordagem de equações de estimação, além da adoção de modelos com melhor controle da heterocedasticidade. Outra sugestão seria a divisão dos dados em duas amostras: uma de estimação e outra de validação. Os dados da primeira amostra seriam utilizados na estimação do modelo. O modelo estimado seria utilizado para prever os *ratings* das empresas da segunda amostra. Dessa forma, matrizes como a apresentada na tabela 5 poderiam ser construídas com empresas que não participaram do procedimento de estimação, o que replicaria uma situação real de uso dos modelos.

Apesar das limitações impostas por uma amostra pequena, os resultados obtidos foram coerentes com o esperado, principalmente no que se refere aos modelos de previsão de *rating* que apresentaram uma taxa satisfatória de boas classificações (corretas ou vizinhas às corretas) e, para os indicadores contábeis significativos, estimativas de parâmetros com os sinais esperados pela teoria.

Com relação à análise dos interceptos dos diferentes anos, este trabalho está sujeito aos mesmos problemas destacados por Blume, Lim e MacKinlay (1998, p.1409), principalmente no que diz respeito à omissão de alguma variável explicativa-chave. Se essa hipótese estiver correta, os indicadores contábeis utilizados para caracterizar as firmas deste estudo e de estudos similares são inadequados ou, pelo menos, insuficientes para justificar uma postura mais severa por parte das agências de *rating*. ◆

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BLUME, M.E.; LIM, F.; MACKINLAY, A.C. The declining credit quality of U.S. corporate debt: myth or reality? *The Journal of Finance*, Chicago, v.53, n.4, p.1389-1413, 1998.

BONE, R.B. *Ratings soberanos e corporativos: o rompimento do teto soberano pela Petrobras e Repsol-YPF*. 2004. Tese (Doutorado em Ciências Econômicas) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil.

BONE, R.B. Determinantes dos ratings corporativos no setor de petróleo: o caso da Petrobras. *Revista de Administração Contemporânea — Eletrônica*, v.1, n.3, p.107-125, 2007.

COHEN, D.; DEY, A.; LYS, T. *Trends in earnings management and informativeness of earnings announcements in the pre and post-Sarbanes Oxley Periods*. Working Paper. Chicago: Northwestern University, 2004. Disponível em: <www.olin.wustl.edu/jfi/pdf/CohenDeyLys.pdf>. Acesso em: 01 maio 2007.

CORBI, R.B.; MENEZES-FILHO, N.A. Os determinantes empíricos da felicidade no Brasil. *Revista de Economia Política*, São Paulo, v.26, n.4, p.120-140, 2006. Disponível em:

<www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0101-31572006000400003&lng=es&nrm=iso>. Acesso em: 01 maio 2007.

EDERINGTON, L. Classification models and bond ratings. *The Financial Review*, Washington, v.20, n.4, p.237-262, 1985.

GREENE, W. H. *Econometric analysis*. 5.ed. New Jersey: Prentice Hall, 2003.

INGOLFSSON, S.; ELVARSOON, B.T. *Cyclical adjustment of point-in-time (PIT) PD*. Credit scoring & credit control X credit research centre. Edinburgh: University of Edinburgh/ School of Management, 2007.

JORION, P.; SHI, C.; ZHANG, S. *Tightening credit standards: fact or fiction?* Job Paper. Irvine: University of California, 2005. Disponível em: <www.faculty.washington.edu/yuchin/Papers/ner.pdf>. Acesso em: 10 mar. 2006.

KAPLAN, R.S.; URWITZ, G. Statistical models of bond ratings: a methodological inquiry. *The Journal of Business*, Chicago, v.52, n.2, p.231-261, 1979.

MADDALA, G.S. Limited dependent variable models using panel data. *Journal of Human Resources*, Madison, v.22, n.3, p.307-338, 1987.

MINARDI, A.; SANVICENTE, A. *Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresa*. 1998. Disponível em: <www.risktech.com.br.> Acesso em: 10 nov. 2008.

MINARDI, A.; SANVICENTE, A.; ARTES, R. *Determinação de crédito de unidades de negócio visando estimar o custo de capital de terceiros*. São Paulo: Ibmecc, 2006.

MOODY'S INVESTORS SERVICE. *Rating methodology: Moody's approach to rating the petroleum industry*. 1999. Disponível em: <www.moody.com>. Acesso em: 05 mar. 2004.

NETO, A.; BRITO, G.A.S. *Modelo de classificação de risco de crédito de grandes empresas*. 2005. Disponível em:

<www.congressoeac.locaweb.com.br/artigos52005/383.pdf>. Acesso em: 01 maio 2007.

SALES, B.F. *Desenvolvimento de metodologia de rating baseado no modelo ordered probit*. 2006. Dissertação (Mestrado em Finanças e Economia Empresarial) — Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, Brasil.

STANDARD & POOR'S (S&P). *Ratings corporativos*. 2005. Disponível em: <www.standardandpoors.com.br>. Acesso em: 12 dez. 2006.

_____. *Corporate ratings criteria*. 2006. Disponível em: <www.corporatecriteria.standardandpoors.com>. Acesso em: 12 dez. 2006.

WOOLDRIDGE, J.M. *Econometric analysis of cross section and panel data*. London: The MIT Press, 2002. 737p.

ABSTRACT

Estimating credit rating of Brazilian companies using accounting ratios

This work aims at two different, but complementary, objectives: the first, is checking satisfactorily whether the rating agencies are doing a tight job towards Brazilian Corporations on a time basis; as it has been suggested in some studies carried out in the American Financial Market. The second, is related to the development of a rating methodology based on probit ordered in panel, which, through the accounting ratios employed and dummy variables, is able to foresee a level of rating to any corporation whose evaluation has not been carried out. The results presented here have not shown any clue that rating agencies have been more rigorous in their analysis of Brazilian Corporations through time. Thus, allowing the use of data samples between December 2000 and December 2005 to forecast ratings. Return on assets (ROA), total debts on total assets (DT) along with a dummy variable of Ibovespa presence (IBOV) were the ones which better explain the rating on this proposed model.

Keywords: credit ratings, probit ordered model, data in panel, credit risk.

RESUMEN

Determinación de calificación crediticia de empresas brasileñas con el uso de ratios contables

Este trabajo tiene dos objetivos diferentes pero complementarios: el primero es averiguar si las agencias de evaluación de crédito son actualmente más severas en los análisis de empresas brasileñas, como se sugiere en algunos estudios efectuados para el mercado estadounidense. El segundo objetivo está relacionado con el desarrollo de una metodología de *rating* basada en el modelo probit ordenado en panel, que, por medio de la utilización de variables contables e indicadoras (*dummies*), sea capaz de predecir el nivel de *rating* para las compañías que no dispongan de ninguna evaluación de crédito. Los resultados no indicaron evidencias de que las agencias de *rating* han sido más rigurosas en sus análisis de las compañías brasileñas con el tiempo. Eso permitió utilizar una muestra del período de diciembre de 2000 a diciembre de 2005 para la previsión de *ratings*. Las variables utilidad neta sobre el total de activos (ROA), deuda total sobre el total de activos (DT) y la variable indicadora de presencia en el Índice de la Bolsa de Valores de São Paulo (Bovespa — IBOV) fueron las que, conjuntamente, mejor explicaron los *ratings* en el modelo propuesto.

Palabras clave: *ratings* de crédito, modelo probit ordenado en panel, riesgo de crédito, agencia de *rating*.